Байесовский подход к построению индивидуальной траектории пользователя в системе дистанционного обучения\*

А. В. Босов[[1]](#footnote-1), Я.Г.Мартюшова[[2]](#footnote-2), А. В. Наумов[[3]](#footnote-3), А. П. Сапунова[[4]](#footnote-4)

**Аннотация:** Рассмотрена задача формирования индивидуальной траектории пользователя системы дистанционного обучения (СДО) при смешанной форме ведения образовательной деятельности с организацией самостоятельной работы обучаемых с помощью СДО. По окончании каждого раздела курса обучения происходит разделение пользователей СДО на категории, определяемые решением задачи байесовской классификации. Для каждой категории предлагается индивидуальное задание разного уровня сложности на следующий раздел курса, формируя таким образом индивидуальную траекторию обучаемого. Настройка байесовского классификатора проводится на основе статистики работы пользователей СДО. Приводятся экспериментальные результаты решения задачи на одном из этапов обучения.

**Ключевые слова:** система дистанционного обучения; байесовский классификатор; адаптивные системы; индивидуальная траектория обучения

1. Введение

Современным трендом в обучающих системах, в том числе в системах дистанционного обучения (СДО), является разработка методов построения индивидуальных траекторий пользователей, учитывающих статистику их работы в системе. Современная теория тестирования (item response theory, IRT) часто использует вероятностные модели для адаптации процесса тестирования под уровень знаний пользователей, учитывая специфику обучаемых [1-8]. В качестве случайных параметров в таких моделях выступают обычно уровень знаний пользователей и уровень сложности заданий [2,6] или время ответа пользователя на задание [7,8]. Оценивая эти параметры, система производит самонастройку контента, адаптируя его под контингент пользователей.

Формирование индивидуальных траекторий тестирования или обучения в СДО [3-5] подразумевает решение в определенные моменты функционирования системы задачи классификации пользователей – отнесение их к различным категориям (классам) на основе статистики работы в системе. По результатам проведенной классификации различным категориям пользователей предлагаются различные траектории дальнейшего тестирования или обучения. Решение задачи классификации осуществляется, например, с использованием нейросетевых технологий [9-11], или байесовского подхода [12,13].

В данной работе в модели, учитывающей смешанную форму обучения с проведением нескольких объективных очных рубежных контролей в течении курса, решается задача построения индивидуальной траектории пользователя в используемой для организации его самостоятельной работы СДО. Индивидуальная траектория корректируется после прохождения пользователем каждого раздела предложенного в СДО курса с помощью построения байесовского классификатора. Для определения соответствующих вероятностей используются классические частотные оценки, построенные на основе статистики работы пользователей СДО.

1. Задача построения индивидуальной траектории как задача байесовской классификации

В рамках рассматриваемой модели предполагается, что дистанционное обучение проводится совместно с очной формой обучения в виде организации самостоятельной работы студентов посредством использования электронного учебника для выполнения домашнего задания и организации тестирования.

Предлагаемый пользователю курс дистанционного обучения разбит на несколько разделов, которые он должен изучить для освоения данной дисциплины. После каждого раздела пользователю нужно решить тест определенного уровня сложности. Сложность заданий теста определяется экспертом или с помощью специальных алгоритмов, основанных на модели Раша [2]. Для формирования теста из существующих заданий необходимо решить задачу математического программирования, описанную в [14], параметром которой является суммарный уровень сложности теста. Необходимо определить, какого уровня сложности тест выдавать пользователю в конце каждого раздела, чтобы он соответствовал уровню его подготовки и формировал индивидуальную траекторию обучения.

Решение о том, какой должна быть сложность выдаваемого в конце каждого раздела теста, предлагается принимать экспертно на основе того, к какой объективной категории принадлежит пользователь (например, «отличник», «хорошист» и т.д.). Таким образом, на каждом этапе обучения предлагается решать задачу классификации пользователя в одну из категорий. Определяются категории пользователя дискретно в процессе обучения по окончании каждого раздела курса дистанционного обучения. Обозначим моменты времени, когда значение категории может меняться, через

В начальный момент времени объективной категории пользователя присваивается некоторая априорная оценка, определяемая на основе предыдущей траектории обучения. Пусть – моменты времени, в которые проводятся очные контрольные мероприятия, на основании которых происходит объективная классификация пользователей СДО с последующей адаптацией их индивидуальных траекторий обучения.

Пусть – множество, содержащее допустимых категорий пользователя, например, , где – число категорий.

В моменты времени объективная категория пользователя определяется на основе результата очной контрольной работы с помощью традиционной оценки , т.е. где . Случай означает, что пользователь не писал контрольную работу в момент времени В другие моменты времени объективная категория пользователя не определена. Однако согласно формуле текущего рейтинга пользователя, предложенной в работе [15] и модифицированной под условия рассматриваемой задачи, можно определить текущую категорию рейтинга пользователя согласно следующей методике.

Пусть – текущий (субъективный) рейтинг пользователя в момент времени *,* вычисляемый по формуле:

где – суммарная сложность теста, выполненного в момент ; – суммарная сложность правильно решенных заданий теста, выполненного в момент ; – общее число очных занятий, прошедших к моменту времени ; – число посещений пользователем очных занятий, прошедших к моменту времени .

Величины являются весовыми коэффициентами, которые выбраны так, чтобы максимальное значение текущего рейтинга пользователя в момент времени было бы равно 100. Эти величины отражают важность каждого слагаемого в формуле рейтинга. Например, в [15] выбраны следующие значения: . Если при вычислении текущего рейтинга требуется учитывать лишь успехи пользователя в СДО и посещение очных занятий, можно пересчитать коэффициенты, положив

Пусть – максимальный рейтинг, который может быть набран пользователем к моменту времени Например, для справедливо . Траектория этой верхней границы, а также несколько примеров траекторий текущего рейтинга для случая приведены на рис. 1.

**Рис. 1** Траектории текущего рейтинга

Текущая категория рейтинга для заданного множества определяется текущим рейтингом , например, согласно таблице 1, предложенной в [15]. При этом границы изменения рейтинга в каждой из категорий определяются экспертами.

**Таблица 1.** Соответствие между категорией и рейтингом

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| 2 |  |
| 3 |  |
| 4 |  |
| 5 |  |

Таким образом в каждый момент времени необходимо по текущей категории рейтинга принять решение о классификации пользователя в одну из объективных категорий по результатам следующей за контрольной работы. Т.е. требуется прогнозировать оценку, которую получит пользователь на следующей контрольной работе, имея текущую категорию рейтинга . Этот прогноз позволит наилучшим образом подобрать сложность предлагаемого в текущий момент времени теста, чтобы максимально способствовать повышению успеваемости пользователя. Для подбора в этой ситуации сложности теста используются различные педагогические приемы, описание которых выходит за рамки данной статьи. В данной работе для прогнозирования предлагается использовать метод байесовской классификации. Пусть – вероятность того, что наугад выбранный пользователь в момент времени проведения контрольной работы, следующей за моментом времени будет иметь объективную категорию рейтинга ; – условная вероятность того, что наугад выбранный пользователь в момент времени имеет текущую категорию рейтинга равную при условии, что в момент времени проведения контрольной работы, следующей за моментом времени , он будет иметь объективную категорию рейтинга .

Рассмотрим алгоритм классификации . Он ставит в соответствие пользователю с текущей категорией рейтинга объективную категорию на момент следующей контрольной работы. Рассмотрим множество Вероятность того, что пользователь имеет текущую категорию рейтинга и алгоритм отнесёт его к объективной категории , равна где – условная вероятность событий при условии, что в момент времени пользователь будет иметь объективную категорию рейтинга . Каждой паре поставим в соответствие величину потери при классификации пользователя к объективной категории вместо . Тогда функционал среднего риска – ожидаемая величина потери при классификации алгоритмом – имеет вид:

Согласно теории байесовской классификации, если известны вероятности и , то минимум среднего риска достигается алгоритмом [12]:

1. .

Решать задачу оптимизации (2) не представляется возможным, поскольку вероятности и неизвестны. Вместо этого для классификации можно использовать эмпирические оценки вероятностей и , найденные по обучающей выборке. Под обучающей выборкой понимается статистика работы пользователей СДО, обучающихся по аналогичной программе за определенный промежуток времени. Эта информация становится доступным после выполнения СДО первого курса обучения. Таким образом, указанные оценки можно найти как относительные частоты:

где – число пользователей, имевших по результатам теста в СДО в момент объективную категорию рейтинга , – общее число пользователей СДО, обучавшихся по данной программе, по результатам обучающей выборки; – число пользователей СДО, имевших к моменту времени текущую категорию , у которых объективная категория рейтинга на момент времени была равна – общее число пользователей СДО, имевших объективную категорию рейтинга на момент времени равную .

В силу малого числа элементов множеств задача (2) может быть решена в каждый момент времени простым перебором. Результат решения сильно зависит от выбора величины потерь Традиционным выбором является модуль разности и или его квадрат. Этот выбор приведет к формированию классификатора на основе условного математического ожидания , симметрично усредняющего ошибки как с завышением, так и с занижением объективного рейтинга пользователя. Однако с точки зрения процесса обучения и построения индивидуальной траектории пользователя представляется заметно хуже ошибочно занизить категорию пользователя, чем ошибочно ее завысить. Поэтому предлагается использовать разные штрафы для неположительных , т.е. когда рейтинг ошибочно завышается (например, использовать модуль разности или корень), и для положительных, т.е. когда рейтинг ошибочно занижается (можно предложить , т.е. кратно увеличивать штраф за занижение рейтинга).

Представленный в таблице 1 способ формирования текущей категории рейтинга пользователя отражает его текущую успеваемость в классической пятибальной шкале. Для более тонкой настройки процесса адаптации индивидуальной траектории пользователя с применением описанного классификатора можно расширить множество возможных значений текущего рейтинга пользователя до элементов, дискретизовав соответствующим образом величину . Например, для текущей категории рейтинга можно присваивать значение , т.е. , если будет удовлетворять условию .

В качестве альтернативы к предложенному классификатору можно рассматривать вариант

т.е. оценку, обеспечивающую максимум апостериорной вероятности объективной категории относительно текущего рейтинга В реализации эта вероятность также может быть оценена соответствующей частотой по обучающей выборке. Это метод, также, как и метод условного среднего, имеет недостаток симметричного учета штрафа за ошибки завышения/занижения рейтинга, что и демонстрирует представленный далее численный эксперимент.

1. Результаты численного эксперимента

Представленная в статье методика формирования индивидуальной траектории обучения была опробована на примере использования электронного учебника по курсу «Теория вероятностей и математическая статистика» в системе дистанционного обучения CLASS.NET [16] МАИ при очной форме преподавания этой дисциплины студентам инженерных факультетов и наличии 3-х контрольных работ в процессе обучения. Использовались оба приведенных выше классификатора для числа дискретных значений текущей категории рейтинга . Электронный учебник содержит 14 разделов. Очные контрольные работы проводятся после 5-ого, 10-ого и 14 разделов. Таким образом, Рассмотрим решение задачи классификации перед 8 разделом учебника. Соответствующие оценки вероятностей, необходимые для решения задач классификации отражены в таблицах 2-4.

**Таблица 2.** Оценки распределения объективной категории

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| 0 | 0.09 |
| 2 | 0.11 |
| 3 | 0.38 |
| 4 | 0.28 |
| 5 | 0.14 |

Эти оценки получены по обучающей выборке объема 1500 элементов, составленной из наблюдений за схожим контингентом пользователей СДО, обучающихся по аналогичной программе в предыдущем семестре.

**Таблица 3.** Оценки условного относительно распределения категории

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 0 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| 1 | 0.3 | 0.42 | 0.22 | 0.05 | 0.01 |
| 2 | 0.18 | 0.54 | 0.23 | 0.04 | 0.01 |
| 3 | 0.33 | 0.36 | 0.27 | 0.03 | 0.01 |
| 4 | 0.11 | 0.34 | 0.47 | 0.06 | 0.02 |
| 5 | 0.05 | 0.28 | 0.42 | 0.17 | 0.08 |
| 6 | 0.06 | 0.24 | 0.41 | 0.19 | 0.10 |
| 7 | 0.05 | 0.09 | 0.33 | 0.32 | 0.21 |
| 8 | 0.04 | 0.05 | 0.31 | 0.41 | 0.19 |
| 9 | 0,02 | 0,06 | 0,17 | 0,34 | 0,41 |
| 10 | 0,01 | 0,02 | 0,09 | 0,39 | 0,49 |

**Таблица 4.** Оценки условного относительно распределения категории

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 0 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| 1 | 0,11 | 0,23 | 0,01 | 0,01 | 0 |
| 2 | 0,15 | 0,09 | 0,03 | 0,01 | 0 |
| 3 | 0,14 | 0,17 | 0,02 | 0,03 | 0 |
| 4 | 0,09 | 0,13 | 0,02 | 0,02 | 0,01 |
| 5 | 0,11 | 0,09 | 0,1 | 0,1 | 0,01 |
| 6 | 0,12 | 0,05 | 0,13 | 0,09 | 0,01 |
| 7 | 0,09 | 0,03 | 0,23 | 0,14 | 0,13 |
| 8 | 0,06 | 0,05 | 0,24 | 0,26 | 0,24 |
| 9 | 0,07 | 0,09 | 0,13 | 0,21 | 0,31 |
| 10 | 0,06 | 0,07 | 0,09 | 0,13 | 0,29 |

Результаты классификации с использованием формулы (2) для случая отражены на диаграмме 1, а с использованием формулы (3) на диаграмме 2. По горизонтальной оси расположены значения текущей категории рейтинга , а по вертикальной оси – объективная категория рейтинга по результатам классификации. При приведенных исходных данных задачи (2) и (3) имеют единственные решения для каждого значения

**Диаграмма 1.** Результаты несимметричной байесовской классификации

**Диаграмма 2.** Классификация по максимуму апостериорной вероятности

Результаты использования байесовского классификатора (диаграмма 1) выглядят более сбалансированно и в среднем завышено по сравнению с использованием классификатора, максимизирующего условные вероятности (диаграмма 2). Использование весовых коэффициентов добавляет гибкости инструменту байесовской классификации.

Предложенный байесовский классификатор был использован для построения индивидуальных траекторий обучения и адаптации функционирования СДО в осеннем семестре 2019 года в педагогическом эксперименте с использованием пяти экспериментальных групп и 12 контрольных. Успеваемость в экспериментальных группах оказалась выше по итогам семестра, чем в контрольных группах в среднем на 10-15 процентов. При этом наблюдался рост успеваемости в экспериментальных группах по сравнению с итогами их обучения в предыдущем семестре.

1. Заключение

В работе предложен адаптивный способ формирования индивидуальной траектории пользователя СДО, используемой при очной форме ведения занятий. Индивидуальность траектории достигается последовательным изменением суммарной сложности теста в СДО в дискретные моменты времени на основе решения задачи классификации пользователя – оценки категории, соответствующей уровню знаний. Адаптивность процесса происходит за счет проведения в некоторые из указанных дискретных моментов времени, соответствующих разделам курса дистанционного обучения, очных контрольных работ, которые позволяют оценить объективную категорию пользователя с последующим использованием этой информации в процессе поэтапной классификации. Результаты проведенного численного эксперимента на примере использования СДО МАИ CLASS.NET в процессе преподавания физико-математических дисциплин показали эффективность предложенной методики построения индивидуальной траектории обучения.

Литература

1. *Van der Linden W. J., Scrams D. J., Schnipke D. L., et al.* Using Response-Time Constraints to Control for Differential Speededness in Computerized Adaptive Testing // Applied Psychological Measurement, 1999. V. 23. No. 3. P. 195–210.
2. *Rasch G.* Probabilistic models for some intelligence and attainment tests. – Chicago: The University of Chicago Press,1980. 199 p.
3. *Куравский Л. С., Мармалюк П. А., Алхимов В. И., Юрьев Г. А.* Новый подход к построению интеллектуальных и компетентностных тестов // Моделирование и анализ данных, 2013. № 1. С. 4–28.
4. *Куравский Л. С., Мармалюк П. А., Юрьев Г. А., Думин П. Н., Панфилова  А. С.* Вероятностное моделирование процесса выполнения тестовых заданий на основе модифицированной функции Раша // Вопросы психологии, 2015. № 4. С. 109–118.
5. *Kuravsky L. S., Margolis A. A., Marmalyuk P. A., Panfilova A. S., Yuryev G. A., Dumin P. N.* A Probabilistic Model of Adaptive Training // Applied Mathematical Sciences, 2016. Vol. 10. No. 48. P. 2369–2380.
6. *Кибзун А. И., Иноземцев А. О.* Оценивание уровней сложности тестов на основе метода максимального правдоподобия // Автоматика и телемеханика, 2014. № 4. С. 20–37.
7. *Наумов А. В., Мхитарян Г. А.* О задаче вероятностной оптимизации для ограниченного по времени тестирования // Автоматика и телемеханика, 2016. № 9. С. 124–135.
8. *Наумов А. В., Мхитарян Г. А., Черыгова Е. Е.* Стохастическая постановка задачи формирования теста заданного уровня сложности с минимизацией квантили времени выполнения // Вестник компьютерных и информационных технологий, 2019. № 2. С. 37–46.
9. *Каллан Р.* Основные концепции нейронных сетей / Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2001. 287 с. (*Callan R*. The Essence of Neural Networks. – Prentice Hall Europe, 1999. 232 p.)
10. *Воробьев Е. В., Пучков Е. В.* Классификация текстов с помощью сверточных нейронных сетей // Молодой исследователь Дона, 2017. № 6(9). С. 2–7. <http://mid-journal.ru/upload/iblock/8ed/1.-vorobev_-puchkov.pdf>.
11. *Микрюков А. А., Бабаш А. В., Сизов В. А.* Классификация событий в системах обеспечения информационной безопасности на основе нейросетевых технологий // Открытое образование, 2019. Т. 23. № 1. С. 57–63.
12. *Воронцов К. В.* Лекции по алгоритмическим композициям, 2015. 141 с. <http://www.ccas.ru/voron/download/Composition.pdf>.
13. Дьяконов А. Г.Методы решения задач классификации с категориальными признаками *//* Прикладная математика и информатика. Труды факультета Вычислительной математики и кибернетики МГУ имени М.В. Ломоносова, 2014. № 46. С. 103–127.
14. *Наумов А. В., Иноземцев А. О.* Алгоритм формирования индивидуальных заданий в системах дистанционного обучения // Вестник компьютерных и информационных технологий, 2013. № 6. С. 46–51.
15. *Мартюшова Я. Г., Лыкова Н. М.* Организация рефлексивно-оценочной деятельности студентов университетов средствами электронного учебника // Психолого-педагогические исследования, 2018. Т. 10. № 2. С. 125–134. doi:10.17759/psyedu.2018100211.
16. *Наумов А. В., Джумурат А. С., Иноземцев А. О.* Система дистанционного обучения математическим дисциплинам CLASS.NET // Вестник компьютерных и информационных технологий, 2014. №10. С. 36–44.

BAYESIAN APPROACH TO THE CONSTRUCTION OF AN INDIVIDUAL USER TRAJECTORY IN THE SYSTEM OF DISTANCE LEARNING

A. V. Bosov1,2, Ya. G. Martyushova2, A. V. Naumov2, A. P. Sapunova2

1Institute of Informatics Problems, Federal Research Center «Computer Science and Control» of the Russian Academy of Sciences, 44-2 Vavilov Str., Moscow 119333, Russian Federation

2Moscow Aviation Institute (National Research University), 4 [Volokolamsk Highway](https://www.translate.ru/dictionary/en-ru/Volokolamsk%20Highway), Moscow 125933, Russian Federation

**Abstract:** The paper considers the task of forming an individual user path for a distance learning system (LMS) with a mixed form of conducting educational activities with the organization of independent work of students using LMS. At the end of each section of the training course, the LMS users are divided into categories determined by the solution of the Bayesian classification problem. For each category, an individual task of a different level of complexity is proposed for the next section of the course, thus forming the individual trajectory of the student. The Bayesian classifier is set up based on the statistics of the work of users of the LMS. The experimental results of solving the problem at one of the stages of training are presented.

**Keywords:** distance learning system; Bayesian classifier; adaptive systems; individual learning path

References

1. Van der Linden, W. J., D. J. Scrams, D. L. Schnipke, et al. 1999. Using Response-Time Constraints to Control for Differential Speededness in Computerized Adaptive Testing. *Applied Psychological Measurement*. 23(3): 195–210.
2. Rasch, G. 1980. *Probabilistic models for some intelligence and attainment tests.* Chicago: The University of Chicago Press, 199 p.
3. Kuravsky, L. S., P. A. Marmalyuk, V. I. Alkhimov, G. A. Yuryev. 2013. Novyj podhod k postroeniju intellektual'nyh i kompetentnostnyh testov [New approach to building intellectual and competency tests]. *Modelirovanie i analiz dannyh* – *Data modeling and analysis*. 1: 4–28.
4. Kuravsky, L. S., P. A. Marmalyuk, G. A. Yuryev, P. N. Dumin, A. S. Panfilova. 2015. Verojatnostnoe modelirovanie processa vypolnenija testovyh zadanij na osnove modificirovannoj funkcii Rasha [Probabilistic modeling of the process of carrying out test tasks on the basis of the modified function Rush]. *Voprosy psihologii – Issues of psychology*. 4: 109–118.
5. Kuravsky, L. S., A. A. Margolis, P. A. Marmalyuk, A. S. Panfilova, G. A. Yuryev, P. N. Dumin. 2016. A Probabilistic Model of Adaptive Training. *Applied Mathematical Sciences*. 10(48): 2369–2380.
6. Kibzun, A. I., and A. O. Inozemtsev. 2014. Using the Maximum Likelihood Method to Estimate Test Complexity Levels. *Autom. Remote Control*. 75(4): 607–621.
7. Naumov, A. V., and G. A. Mkhitaryan. 2016. On the problem of probabilistic optimization of time-limited testing. *Autom. Remote Control*. 9: 124–135.
8. Naumov, A. V., G. A. Mkhitaryan, E. E. Cherygova. 2019. Stohasticheskaja postanovka zadachi formirovanija testa zadannogo urovnja slozhnosti s minimizaciej kvantili vremeni vypolnenija [Stochastic setting of the task of forming a test of the specified level of complexity with minimization of quantization of execution time]. *Vestnik komp'juternyh i informacionnyh tehnologij – Journal of computer and information technologies.* 2: 37–46.
9. Callan, R.1999. *The Essence of Neural Networks*. Prentice Hall Europe, 232 p.
10. Vorobev, E. V., and E. V. Puchkov. 2017. Klassifikacija tekstov s pomoshh'ju svertochnyh nejronnyh setej [Classification of texts using convolutional neural networks]. *Molodoj issledovatel' Dona* – *Young Researcher of the Don*. 6(9): 2–7. Available at: <http://mid-journal.ru/upload/iblock/8ed/1.-vorobev_-puchkov.pdf> (accessed May 22, 2020).
11. Mikryukov, A. A., A. V. Babash, V. A. Sizov. 2019.Classification of events in information security systems based on neural networks. *Open Education*. 23(1): 57–63.
12. Vorontsov, K. V. 2015. *Lekcii po algoritmicheskim kompozicijam* [Lectures on algorithmic compositions], 141 p. Available at: [http://www.ccas.ru/voron/ download/Composition.pdf](http://www.ccas.ru/voron/%20download/Composition.pdf) (accessed December 8, 2019).
13. Dyakonov, A. G. Metody reshenija zadach klassifikacii s kategorial'nymi priznakami [Methods for solving classification problems with categorical features]. Prikladnaja matematika i informatika. Trudy fakul'teta Vychislitel'noj matematiki i kibernetiki MGU imeni M.V. Lomonosova – Applied Mathematics and Computer Science. Proceedings of the Faculty of Computational Mathematics and Cybernetics, Moscow State University Lomonosov. 46: 103–127.
14. Naumov, A. V., and A. O. Inozemtsev. 2013. Algoritm formirovanija individual'nyh zadanij v sistemah distancionnogo obuchenija [Algorithm for the formation of individual tasks in distance learning systems]. *Vestnik komp'juternyh i informacionnyh tehnologij – Journal of computer and information technologies*. 74(6): 35–42.
15. Martyushova, Ya. G., and N. M. Lykova. 2018. Organizacija refleksivno-ocenochnoj dejatel'nosti studentov universitetov sredstvami jelektronnogo uchebnika [Organization of reflective and evaluative activity of university students by means of an electronic textbook]. *Psihologo-pedagogicheskie issledovanija – Psychological and Pedagogical Research*. 10(2): 125–134. doi:10.17759/psyedu.2018100211.
16. Naumov, A. V., A. S. Dzhumurat, A. O. Inozemtsev. 2014. Sistema distancionnogo obuchenija matematicheskim disciplinam CLASS.NET [The distance learning system for mathematical disciplines CLASS.NET]. *Vestnik komp'juternyh i informacionnyh tehnologij – Journal of computer and information technologies*. 10: 36–40.

Contributors

**Bosov Alexey V.** (b. 1969) – Doctor of Science in technology, principal scientist, Institute of Informatics Problems, Federal Research Center «Computer Science and Control» of the Russian Academy of Sciences, 44-2 Vavilov Str., Moscow 119333, Russian Federation; Moscow Aviation Institute (National Research University), 4 [Volokolamsk Highway](https://www.translate.ru/dictionary/en-ru/Volokolamsk%20Highway), Moscow 125933, Russian Federation; avbosov@ipiran.ru

**Martyushova Yanina G.** (b. 1970) – Candidate of science in pedagogy, Moscow Aviation Institute (National Research University), 4 [Volokolamsk Highway](https://www.translate.ru/dictionary/en-ru/Volokolamsk%20Highway), Moscow 125933, Russian Federation; [ma1554@mail.ru](mailto:ma1554@mail.ru)

**Naumov Andrey V.** (b. 1966) – Doctor of science in physics and mathematics, Moscow Aviation Institute (National Research University), 4 [Volokolamsk Highway](https://www.translate.ru/dictionary/en-ru/Volokolamsk%20Highway), Moscow 125933, Russian Federation; [naumovav@mail.ru](mailto:naumovav@mail.ru)

**Sapunova Anastasia P.** (b. 1998) – Master student, Moscow Aviation Institute (National Research University), 4 [Volokolamsk Highway](https://www.translate.ru/dictionary/en-ru/Volokolamsk%20Highway), Moscow 125933, Russian Federation; sap2603@mail.ru

1. \* Работа выполнена при частичной поддержке РФФИ (проект [18-07-00617](https://kias.rfbr.ru/index.php)).

   ФИЦ ИУ РАН, Московский авиационный институт, avbosov@ipiran.ru [↑](#footnote-ref-1)
2. Московский авиационный институт, [ma1554@mail.ru](mailto:ma1554@mail.ru) [↑](#footnote-ref-2)
3. Московский авиационный институт, [naumovav@mail.ru](mailto:naumovav@mail.ru) [↑](#footnote-ref-3)
4. Московский авиационный институт, sap2603@mail.ru [↑](#footnote-ref-4)